

АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ ВЫДЕЛЕНИЯ КОНТУРОВ, ОСНОВАННЫХ НА ГРАДИЕНТНЫХ И АГРЕГАЦИОННЫХ ОПЕРАТОРАХ

ЧАСТЬ 1. АЛГОРИТМ ДИФФЕРЕНЦИРОВАНИЯ, ОСНОВАННЫЙ НА АГРЕГАЦИОННЫХ ОПЕРАТОРАХ

Мартыанова А.В., Мухаматнуров В.Э.

Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина
проспект Мира, 19, Екатеринбург, Свердловская обл., 620002, Россия
e-mail: kurzinaav@gmail.com, v.mukhamatnurov@yandex.ru

Аннотация - Рассматриваются градиентные методы выделения краев на цифровых изображениях: Превитта, Собеля, Щарра. Для их оценки применены агрегационные операторы. Результаты проведенных экспериментов позволили установить достоинства и недостатки применения градиентных методов в обработке цифровых изображений.

ANALYSIS OF EDGE DETECTION ALGORITHMS BASED ON GRADIENT AND AGGREGATION OPERATORS

PART 1. THE ALGORITHM OF DIFFERENTIATION BASED ON AGGREGATION OPERATORS

Martyanova A.V., Mukhamatnurov V.E.

Ural Federal University named after the first President of Russia B.N. Yeltsin
pr. Mira, 19, Yekaterinburg, Sverdlovsk region, 620002, Russian Federation
e-mail: kurzinaav@gmail.com, v.mukhamatnurov@yandex.ru

Abstract — The Prewitt, Sobel, Sharr methods of digital images edge detection are considered. Aggregation operators are applied to estimation of parameters. The modeling experiment results allow to determine advantages and disadvantages of gradient methods in digital image processing.

I. Введение

Важнейшей целью цифровой обработки изображений является распознавание присутствующих на них объектов [1,2]. Возможность различения заложена в высокой информативности изображения, но зачастую обрабатываемые картинки содержат много избыточных и малоинформативных сведений, которые занимают большие объемы памяти, и требующих выполнения большого количества вычислений при попытке использовать их для распознавания. Поэтому широко применяются методы сокращения избыточности, опирающиеся на специфические особенности зрительного восприятия изображений. Считается, что субъективное восприятие наблюдаемой сцены происходит через ее представление в виде отдельных однородных областей и выделение контурных линий. Контурные, или граничные, линии разделяют на изображении участки с различными свойствами. Препарат, образующийся в результате выделения контурных линий, может самостоятельно эффективно использоваться для распознавания, поскольку, содержащаяся в нем информация с точки зрения зрительного восприятия, вполне достаточна для решения многих задач такого типа.

II. Градиентный метод выделения границ

Рассматриваемые градиентные методы основаны на выделении краевых точек, которые, малочувствительны к шумам и контрастности

изображения. Они основываются на свойстве сигнала яркости — разрывности. Эффективным способом поиска разрывов является обработка изображения с помощью скользящей маски — пространственная фильтрация [1].

В ходе данной фильтрации маска фильтра перемещается от пикселя к пикселю. Для обнаружения перепадов яркости используются дискретные аналоги производных первого и второго порядков.

Первая и вторая производная одномерной функции $f(x)$ определяются так, как представлено в формулах 1 и 2.

$$\begin{aligned}\frac{\partial f}{\partial x} &= f(x+1) - f(x), \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} &= f(x+1) + f(x-1) - 2f(x).\end{aligned}\quad (1)$$

Градиент изображения $f(x, y)$ в точке (x, y) - это вектор:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

Рассмотренные ниже маски применяются для получения составляющих градиента G_x и G_y :

$$f = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}. \quad (3)$$

Это стандартный способ его определения.

Для решения вопроса инвариантности в отношении поворота используются диагональные составляющие градиента G_{xy} и G_{yx} .

В качестве масок для определения составляющих градиента используются операторы дифференцирования Собеля (4), Щарра (5) и Превитта I (6).

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix},$$

$$G_{xy} = \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}, G_{yx} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

$$G_x = \begin{bmatrix} -3 & 0 & 3 \\ -10 & 0 & 10 \\ -3 & 0 & 3 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} -3 & -10 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \\ 3 & 10 & 3 \end{bmatrix},$$

$$G_{xy} = \begin{bmatrix} -10 & -3 & 0 \\ -3 & 0 & 3 \\ 0 & 3 & 10 \end{bmatrix}, G_{yx} = \begin{bmatrix} 0 & 3 & 10 \\ -3 & 0 & 3 \\ -10 & -3 & 0 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix},$$

$$G_{xy} = \begin{bmatrix} -1 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}, G_{yx} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

После вычисления четырех составляющих градиента G_x, G_y, G_{xy}, G_{yx} возникает проблема его определения. Кроме того, стоит отметить, что обрабатываемые изображения содержат 3, как у цветного RGB-изображения, и более каналов, как у гиперспектральных изображений, т.е. получается минимум 12 составляющих градиента $G_{yR}, G_{yG}, G_{yB}, G_{xR}, G_{xG}, G_{xB}, G_{xyR}, G_{xyG}, G_{xyB}, G_{yxR}, G_{yxG}, G_{yxB}$. Возникает вопрос разумности применения формулы (3). Для оценки результатов дифференцирования по 12 составляющим градиента были применены агрегационные операторы, о которых идет речь в разделе III.

III. Агрегационные операторы

Проблема агрегации заключается в объединении n -рядов объектов, принадлежащих одному множеству, в отдельные объекты из этого множества. Таким образом агрегационный оператор может быть определен, как функция, назначающая действительному числу y n -ряд (x_1, x_2, \dots, x_n) действительных чисел [4]:

$$y = \text{Agg}(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (7)$$

Согласно [4] агрегационный оператор (7) обладает следующими фундаментальными свойствами:

а) идентичности $\text{Agg}(x) = x$;

б) монотонности, если $(x_1, \dots, x_n) \leq (y_1, \dots, y_n)$, то

$$\text{Agg}(x_1, \dots, x_n) \leq \text{Agg}(y_1, \dots, y_n);$$

в) граничным условиям $\text{Agg}(0, \dots, 0) = 0$ и

$$\text{Agg}(255, \dots, 255) = 255.$$

Эти условия являются действующими для всех предложенных определений агрегационного оператора и называются базовыми. Все остальные свойства дополняют вышеуказанную фундаментальную группу.

В качестве прототипов агрегационных операторов рассмотрены базовые средние, арифметическое среднее, медиана и максимум.

Самый простой и самый распространенный способ агрегации состоит в том, чтобы использовать простое среднее арифметическое. Математически оно описывается так:

$$\text{Agg}_{AM}(x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i. \quad (8)$$

Этот оператор интересен тем, что он определяет объединенное значение, которое меньше самого большого аргумента и больше наименьшего. В результате получается агрегат — «среднее значение». Это свойство известно, как свойство компенсации.

Другой оператор, который преследует идею «среднего значения» — это медиана. Ее значение определяется срединным элементом из упорядоченного ряда аргументов. Если количество аргументов четное, то медиана — это среднее значение пары срединных аргументов.

$$\text{Agg}_{Med}(x_1, \dots, x_n) = \text{Med}(x_1, \dots, x_n) \quad (9)$$

Минимум и максимум — основные агрегационные операторы. Минимум дает наименьшее значение набора, в то время как максимум дает самое большое.

$$\text{Agg}_{-\infty}(x_1, \dots, x_n) = \min(x_1, \dots, x_n) \quad (10)$$

$$\text{Agg}_{+\infty}(x_1, \dots, x_n) = \max(x_1, \dots, x_n) \quad (11)$$

Учитывая, что нет необходимости определять минимальный перепад яркости, в данной статье не рассматривается агрегационный оператор минимум.

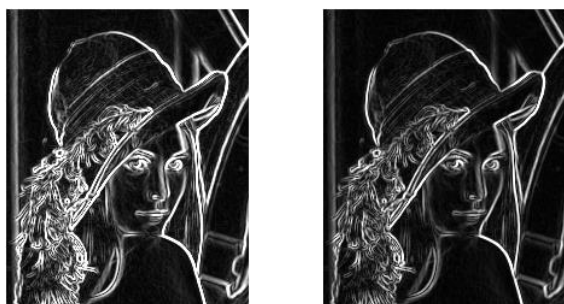
IV. Результаты работы алгоритма дифференцирования

Для тестового изображения (рис. 1) были применены описанные выше операторы дифференцирования, при этом градиент был определен как стандартным образом, так и с помощью базовых агрегационных операторов.



Рис. 1. Тестовое изображение

В результате были получены изображения, представленные на рисунках 2-4 для операторов Собеля, Щарра и Превитта I соответственно.



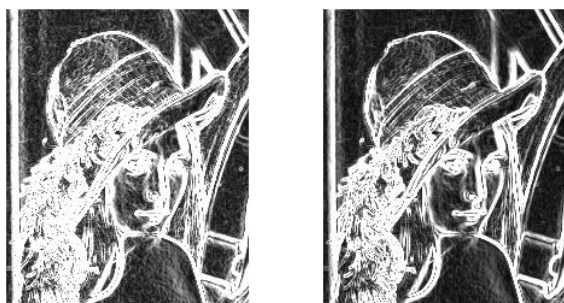
а) б)



в) г)

Рис. 2. Результат дифференцирования оператором Собеля, способ определения градиента

а – стандартный, б - через Agg_{AM} ,
в – через Agg_{Med} , г – через $Agg_{+\infty}$



а) б)



в) г)

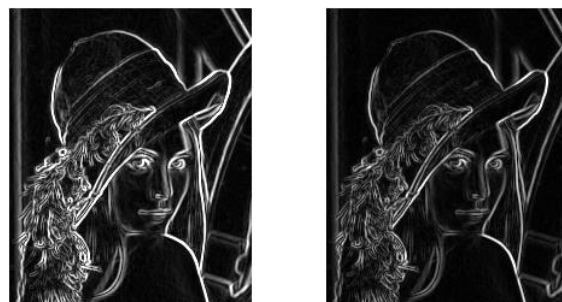
Рис. 3. Результат дифференцирования оператором Царра, способ определения градиента

а – стандартный, б - через Agg_{AM} ,
в – через Agg_{Med} , г – через $Agg_{+\infty}$

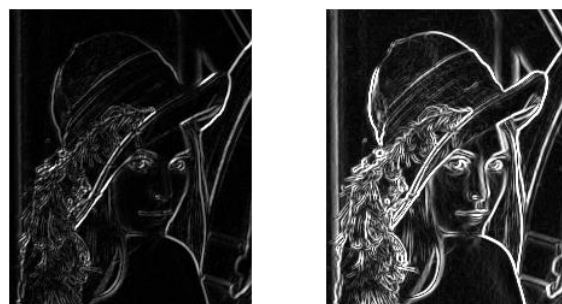
V. Статистический анализ продифференцированных изображений

В задаче обработки изображений последние зачастую интерпретируются как случайные процессы двух переменных, т.е. как случайные поля [3]. Следствием чего является возможность применения статистических методов обработки информации для оценки качества изображений.

Для каждого из полученных изображений были определены математическое ожидание, дисперсия и избыточность (относительная энтропия).



а) б)



в) г)

Рис. 4. Результат дифференцирования оператором Превитта I, способ определения градиента

а – стандартный, б - через Agg_{AM} ,
в - через Agg_{Med} , г – через $Agg_{+\infty}$

Относительная энтропия показывает степень близости закона распределения к равномерному:

$$D = 1 - \frac{I}{I_0} \quad (16)$$

В результате расчетов по формулам (12) — (16) были получены значения, представленные в таблице 1.

Способ определения градиента	Оператор дифференцирования		
	Собеля	Щарра	Превитта I
стандартный	M = 64 $\sigma = 72,8$ D = 0,15	M = 148 $\sigma = 88,0$ D = 0,26	M = 50 $\sigma = 62,8$ D = 0,17
Agg_{AM}	M = 45 $\sigma = 58,9$ D = 0,18	M = 122 $\sigma = 90,1$ D = 0,20	M = 32 $\sigma = 48,5$ D = 0,23
Agg_{Med}	M = 31 $\sigma = 51,8$ D = 0,32	M = 87 $\sigma = 89,8$ D = 0,17	M = 23 $\sigma = 44,0$ D = 0,50
$Agg_{+\infty}$	M = 79 $\sigma = 79,1$	M = 171 $\sigma = 82,0$	M = 62 $\sigma = 69,6$

	D = 0,13	D = 0,33	D = 0,14
--	----------	----------	----------

Таблица 1 – Статистическая оценка результатов дифференцирования

По данным визуальной оценки из раздела IV и из таблицы 1 можно заключить, что операторы Превитта и Собеля визуально практически не отличаются, выделяют достаточное количество границ, прослеживается замкнутый контур. Для них целесообразно применение агрегационного операторов $Agg_{C+\infty}$ и Agg_{AM} . По статистическим оценкам видно, что при среднем уровне математического ожидания и дисперсии выделяется достаточно большое количество границ, а низкая избыточность, в особенности у оператора Собеля, говорит о большом количестве контурных линий. Оператор Щарра ввиду сравнительно больших коэффициентов ядра выделяет излишнее количество границ, которые сливаются между собой. Высокая избыточность здесь говорит об излишнем количестве выделенных границ. В тоже время этот оператор может быть использован в качестве эффективного метода выделения границ с применением агрегационного оператора Agg_{Med} , который снижает толщину границ, не теряя последних. По статистическим характеристикам можно судить, что при высоком математическом ожидании и дисперсии изображение содержит очень большое количество границ, изображение кажется засвеченным.

Таким образом, высокий уровень избыточности продифференцированного изображения говорит либо о недостаточном, либо об избыточном количестве границ. Уровни же математического ожидания и дисперсии для оптимального выделения границ должны быть средними: 40-80 для математического ожидания и 45-80 для дисперсии.

VI. Заключение

В данной статье были исследованы агрегационные операторы применительно к задаче дифференцирования цветных изображений. Поиск градиента для таких изображений затруднителен ввиду большого числа составляющих. Для каждого из операторов дифференцирования были применены 4 метода агрегации, которые позволяют уменьшить количество информации и при этом улучшить ее качество. В вопросе поиска градиента при обработке цветных изображений применение агрегационных операторов целесообразно ввиду их эффективности и алгоритмической простоты, что было подтверждено как визуально, так и статистически.

Работа была поддержана грантами РФФИ № 13-07-12168, РФФИ № 13-07-00785 и грантом МОН РФ № 02.G25.31.0055 от 12.02. 2013).

VII. Литература

- [1] Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2005. 1072с.
- Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учеб. Пособие / И. С. Грузман, В. С. Киричук и др. Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002. 352с.
- Яншин В.В., Калинин Г.А. Обработка изображений на языке Си для IBM PC: Алгоритмы и программы. – М.: Мир, 1994. – 240с.
- Detyniecki M., Mathematical Aggregation Operators and their Application to Video Querying. Universite Curie. November 2000. 188p.